

地産地消型ネットワークシミュレータを用いた広域センサによる 追跡サービスのプライバシー保護能力定量評価

田村 峻[†] 干川 尚人[†] 下馬場 朋禄[‡] 伊藤 智義[‡]

国立高専機構小山高専[†] 千葉大学[‡]

1 はじめに

Internet of Things (IoT) 技術発展に伴い、センサネットワークを利用した情報処理サービスはより広域かつ高精度になると期待される。一方このようなサービスでは大規模なプライバシー侵害問題が避けられない。そこで我々は、広域に及ぶセンサネットワークによる追跡サービスにおいて、プライバシー保護能力に優れた地産地消型ネットワークアーキテクチャ(Local Production for Local Consumption Network Architecture, 以下 LPLC モデルと記載)を提案している[1]。本稿では LPLC モデルの数理モデルを提案し、それに基づいたシミュレータを作成した。そのシミュレータから算出した非対象者プライバシーデータ(Negative Privacy Data, 以下 NPD と記載)流出比と以前の研究[2]で得たクラウドモデルの NPD 流出比を比較し、LPLC モデルのプライバシー保護能力を評価する。

2 提案手法

LPLC モデルとは、対象者の持つ計算ノードがルータアクセス可能範囲内にある時のみ、ルータと同セグメントにあるカメラがセンシングを行うアーキテクチャである。

LPLC モデルで構成される広域センサネットワークを用いた追跡サービスの例として、駅構内での登校者見守りサービスを考える。以降駅を利用する登校者を対象者、それ以外の人物を非対象者とする。対象者は一人一人が計算ノードを持ち歩いている。駅構内をサービス領域とし、センシングにはカメラを用いる。登校者見守りサービスの稼働時間として午前7時から午前8時と設定した。

以前の研究[1]で示した数理モデルを拡張し、LPLC モデルの NPD 流出比をモデル化する。サービス領域を内包するように長方形(以下マップと記載)を置き、それを外包するように正方形のセルを敷き詰める。それぞれのセルが持つ対象者の有無、センサ有効範囲内といった情報を各行列の要素に対応させモデル化する。まず n 番目のカメラ集合を定義する。この集合は、各セルがカメラのセンサ有効範囲内か否かを格納した行列 $Cn(t)$ と、マップ上でのカメラの撮影方向 $up, down, right, left$ の逆 $Cndir(t)$ を要素に持つ。次に n 番目のルータの集合 RTn を定義する。この集合は属するカメラ集合の集合 $RTCn$ とアクセス可能範囲行列 $ARTn$ を要素に持つ。ここでルータ設置位置とアクセス可能

距離をそれぞれ $(x, y), r$ とすることで、 $ARTn$ は次のように定義できる。

$$[ARTn]_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } x-r \leq i \leq x+r \text{ and } y-r \leq j \leq y+r \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

最後に n 人目の対象者の集合を定義する。この集合は各セルでの対象者の有無を格納した行列 $Pn(t)$ と対象者の向いている方向を表現する行列 $Pnup(t), Pndown(t), Pnright(t), Pnleft(t)$ を要素に持つ。例として、 $Pnup(t)_{ij}$ が1であるとは、 n 人目の対象者が時刻 t の時にセル ij でマップ上方を向いていたことを示している。 $Pnup(t)$ の定義を下に示す。他の方向も同様に定義される。また、 $Pn(t)$ の総和を $P(t)$ と定義する。方向を示す行列も同様である。非対象者集合 $Nn(t)$ も同様に定義する。

$$[Pnup(t)]_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } Pn(t)_{ij} * Pn(t-1)_{(i+1)j} \neq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

サービス開始時間を t_0 、終了時間を t_n とすると、NPD 流出比は次式のようにになる。

$$\int_{t_0}^{t_n} \sum_{n \in RT} \left\{ \delta(P(t), ARTn) \frac{RTS_n(N(t))}{RTS_n(P(t) + N(t))} \right\} dt$$

なお、 $RTS_n(P(t))$ は n 番目のルータが時刻 t にどれだけ対象者全体センシングするかを返す関数である。 $\delta(P(t), ARTn)$ は n 番目のルータのアクセス可能圏に時刻 t の対象者が存在するか否かを返す関数である。

$$RTS_n(P(t)) = \sum_{n \in RTCn} P_{Cndir(t)}(t) \times C_n(t)$$

$$\delta(P(t), ARTn) = \begin{cases} 1 & \text{if } Tr(P(t) \times {}^tARTn) \neq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

3 シミュレータの設計

G 空間情報センターの公表している松江駅構内人流センサデータ(西日本旅客鉄道株式会社)[3]を活用し、登校者見守りサービスを再現した。この人流センサデータはセンサ19個ごとに「センサID、日付、時刻、In、Out、In 累計、Out 累計」が定義されており、センシング結果は1m毎の合計である。人流センサ設置位置は公開されている図1に従う。In、Out は図2のように定義する。



図 1. 人流センサ設置位置図

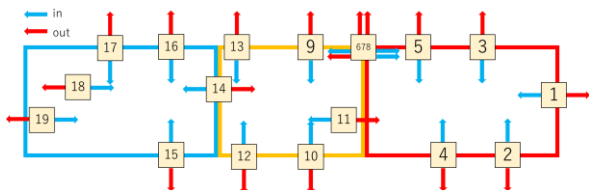


図 2. センサ位置図

In, Out データを撮影するようにカメラを設置する．このカメラのセンサ有効距離は 15m とした．また，ルータをオープンデータ人流センサと同じ位置に設定し，In, Out データを撮影するカメラの二つをルータに属するカメラとした(図 3)．

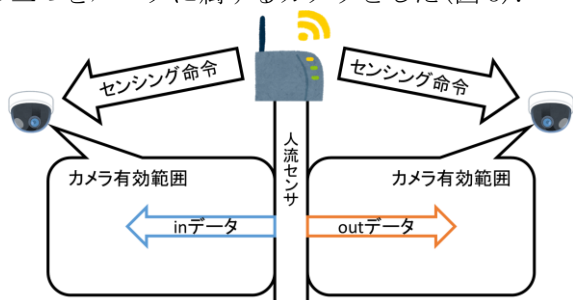


図 3. カメラ，RT 位置図

本稿ではカメラのセンシング周期を 1s とする．オープンデータは 1m 毎に更新されているため，次に示すアルゴリズムを用いてオープンデータを 1s 毎のデータへ変換した．

表 1. アルゴリズムに用いる変数の定義

60 の約数	$nums[12]=\{1, 2, 3, 4, 5, 6, 10, 12, 15, 20, 30, 60\}$
約数毎の 60 分割	$vals[12][60]$
入力データ	$input$
出力データ	$result[60]$

$vals[i]$ には $nums[i]$ を 60 分割したデータが入っている．例えば 20 の $vals$ には $\{1, 0, 0, 1, 0, 0, 1, \dots, 1, 0, 0\}$ と 1, 0, 0 が 20 回繰り返されるデータを格納している．このように 60 個の要素の合計が $nums$ となりつつ，数字が偏らないように格納されている． $input$ が 0 になるまで次の処理を繰り返すことで $result$ に $input$ を 60 分割した数が格納される．

- ① $input$ より小さい中で，最も大きい $nums$ を選ぶ．選ばれた $nums$ を仮に $nums[i]$ とする．

- ② $input$ から $nums[i]$ を引く， $result$ に $vals[i]$ を足し合わせる．

ルータアクセス可能距離の値を設定し，対象者数を 1 人に加え，25 人から 200 人まで 25 人刻みで変化させシミュレーションを行った．

4 シミュレーション結果

ルータアクセス可能距離毎の対象者人数と NPD 流出比の関係をグラフにまとめた．なお比較のため以前の研究[2]からクラウドモデルの NPD 比を追記した．図 4 に示す．

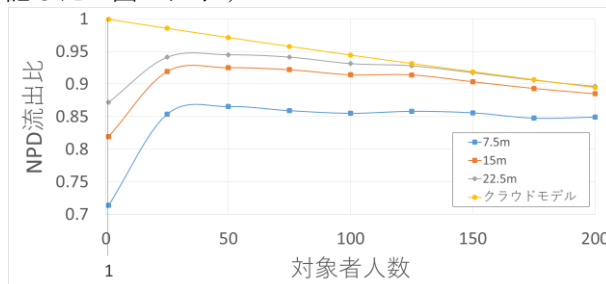


図 4. シミュレーション結果

NPD 流出比が小さいほどプライバシー保護能力が高いといえるから，ルータアクセス可能距離に依らず，クラウドモデルよりも LPLC モデルの方がプライバシー保護能力に長けているとわかる．ルータアクセス可能距離がセンサ有効距離より短いと追跡サービスとして不十分であるが，反対にアクセス可能距離があまりに長いと，NPD センシング過多の原因となる．センサ有効範囲を内包しつつルータアクセス可能距離を短くすることにより，プライバシーに配慮した追跡サービスになると考察される．

また図 4 から，対象者数が少ないときの LPLC モデルのプライバシー保護能力が特に優れていることがわかる．もし対象者人数に対して計算ノードの数を減らすことが出来れば，よりプライバシー保護能力が高くなるだろう．

5 おわりに

本稿では LPLC モデルの数値モデルを提案し，シミュレータからクラウドモデルとの比較を行った．今後はより多人数を見守る際の NPD 流出比の削減方法や LPLC モデルの実証実験等を行い，LPLC モデルについての研究を進めていく．

文 献

- [1] 干川尚人，下馬場朋禄，伊藤智義，“地産地消型アーキテクチャによるセンサネットワークデータのプライバシー保護，” 情報処理学会論文誌，vol. 59, No. 12, pp. 2180–2190, Dec, 2018.
- [2] 田村峻，干川尚人，下馬場朋禄，伊藤智義，“多地点カメラを用いた見守りサービスにおける第三者のプライバシーデータ流出比の定量評価” ～～～
- [3] 社会基盤情報流通推進協議会，人流解析チーム，“松江駅構内人流センサデータ”